

Respostas Esperadas – Prova Doutorado– Edital DPPG 141/2021

Questão 1

Para que fossem respeitadas as proporções entre o material constituinte e a barragem construída, bem como uma boa representação realística do processo de formação da brecha:

-Foram mantidas uma série de leis de escala nos modelos físicos e para as proporções dos materiais, em especial, o adimensional coeficiente de forma da barragem ($V^1 d^3/H$) está relacionado a quantidade de material da barragem.

- Os materiais foram obtidos de regiões onde ocorrem deslizamento de terra

- Além disso, foram realizadas análises da granulometria (curva de distribuição granulométrica) e selecionados o nível médio dos testes de peneiramento, de acordo com estudos na literatura, em especial Xu et al., 2015; Zhou et al., 2015; Wang et al., 2018. Assim, foram escolhidos materiais classificados como finos, médio e grosso.

Questão 2

- a) A rigidez ótima (ou rigidez mínima) é o menor valor da rigidez relativa para o qual o enrijecedor permanece rígido, ou seja, é o valor de rigidez flexão suficiente para manter uma linha nodal reta durante a flambagem da placa, dividindo o painel em subpainéis, ocorrendo o modo de flambagem local dos subpainéis.
- b) O parâmetro analisado é a razão de aspecto do painel ϕ . A diferença dos valores do coeficiente de flambagem da placa com 6 e 2 enrijecedores aumentam quando a razão de aspecto aumenta.

Na tabela abaixo: ϕ é razão de aspecto do painel; kb_2 e kb_6 são os coeficientes de flambagem para 2 e 6 enrijecedores, respectivamente

$\phi = 0.50$	$kb_2=339.77$	$kb_6=2360.3$	$kb_6- kb_2= 2020,53$
$\phi = 0.76$	$kb_2=373.04$	$kb_6=2480.04$	$kb_6- kb_2= 2107,00$
$\phi = 1.0$	$kb_2=394.46$	$kb_6=2599.3$	$kb_6- kb_2= 2204,84$
$\phi = 1.6$	$kb_2=405.2$	$kb_6=2644.1$	$kb_6- kb_2= 2238,90$

- c) Flambagem global

Questão 3

a)

As abordagens de calibração podem ser classificadas como manual ou automatizada. As automatizadas empregam algumas formas de processos computadorizados (otimização matemática, calibração bayesiana, métodos de amostragem para seleção do subconjunto de modelos com melhor ajuste) para ajustar os parâmetros do modelo maximizando o ajuste do modelo às observações. Em contrapartida, as abordagens manuais dependem da intervenção pragmática iterativa do simulador.

Para a calibração baseada em otimização, os algoritmos mais utilizados são: o genético (GA), de Hooke-Jeeves (HJ) e a otimização de enxame de partículas (PSO). Tanto o GA quanto o PSO pertencem à classe de algoritmos evolutivos baseados em população com característica meta-heurística. O algoritmo de ordenação genética não dominada II (NSGA-II) tem sido amplamente aplicado para a calibração baseada em otimização de modelos BES (Building Energy Simulation) em razão da sua capacidade de obter uma melhor disseminação de soluções e convergência do que outros algoritmos evolutivos multi-objetivos.

A alternativa PSO otimiza via inteligência de enxame e se inspira no comportamento social dos organismos em grupos como um bando de pássaros ou um cardume de peixes. Por último, o algoritmo HJ pertence à família de algoritmos de busca de padrões generalizados (GPS) tendo ganhado popularidade uma vez que o número de avaliações de função aumenta apenas linearmente com o número de parâmetros de projeto. Os algoritmos GA, PSO e HJ são livres de gradientes e, portanto, são adequados para estruturas de otimização que minimizam uma função de custo que precisa ser avaliada por um programa BES externo.

Principais ferramentas e técnicas analíticas: Análise de sensibilidade (SA); Dados de alta resolução (HIGH); Auditoria detalhada (AUDIT); Quantificação da incerteza (UQ); Conhecimento especializado/padrões, Banco de dados modelo (EXPERT); Redução de parâmetros (PARRED); Modelagem de caso-base (BASE); Modelo baseado em evidências (EVIDENCE); Análise de indicadores (SIG - Signature analysis); Monitoramento de energia de curto prazo (STEM); Testes intrusivos (INT).

Fundamentação: Figura 2, Tabela 4, Item 4 e 4.1. b)

Opcional:

Além disso, algoritmos meta-heurísticos baseados em população, como PSO e GA, inicializam a otimização com uma população de pontos distribuídos aleatoriamente para reduzir o risco de convergir para mínimos locais. No entanto, situações de queda longe da frente de Pareto ótima podem ser difíceis de detectar e, portanto, definir um critério de parada é difícil. Embora as diretrizes especificando limites para métricas de precisão como Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error (CV RMSE) e Normalized Mean Bias Error (NMBE) sejam frequentemente usadas, foi demonstrado que esses não são critérios de parada adequados para calibração baseada em otimização. No entanto, minimizar CV (RMSE) também foi considerado a função de custo mais robusta sob diferentes combinações de métricas de erro, saída de calibração e resolução de tempo do conjunto de dados de calibração. Restrições na forma de uma faixa especificada para os parâmetros de modelagem são frequentemente adicionadas para evitar valores não razoáveis.

b)

Abaixo apresenta-se diversos problemas apontados por Chong, Gu e Jia (2021) como relevantes na calibração de modelos. A resposta deve contemplar apenas três:

A razão para a calibração é possibilitar a estimativa por meio da simulação numérica computacional. Embora as previsões possam ter erros, ainda assim são úteis uma vez que pode-se:

- Simular um experimento sem conhecimento de seus resultados ou antes de sua execução. Por exemplo, análise de retrofit que compara o custo-benefício de diferentes medidas de conservação de energia (ECM).
- Fazer pronunciamentos científicos sobre fenômenos ainda não estudados experimentalmente. Por exemplo, observando mudanças no desempenho energético do edifício considerando diferentes cenários de mudança climática ou um cenário onde a ocupação e o uso do edifício podem se tornar esporádico como no caso de uma pandemia.
- Usar a computação para extrapolar o entendimento existente em regimes experimentalmente inexplorados. Por exemplo, usando BES para criar uma linha de base para quantificar a economia de energia para edifícios com múltiplos e interativos ECMs.

Associada ao processo de calibração pode-se ter a Validação e a Verificação sendo:

- Calibração: O processo de ajuste numérico ou físico parâmetros de modelagem no modelo computacional para o propósito objetivo de melhorar a concordância com os dados experimentais.
- Validação: O processo de determinar o grau em que um modelo é uma representação precisa do mundo real de a perspectiva dos usos pretendidos do modelo.
- Verificação: O processo de determinar que um modelo A mentalização representa com precisão o conceito conceitual do desenvolvedor descrição do modelo e a solução para o modelo.

A calibração continua sendo uma tarefa desafiadora porque não há orientação clara e melhores práticas sobre procedimentos de calibração, tais como entradas e saídas do modelo, métodos de calibração, avaliação de desempenho, reprodutibilidade da simulação. Com isso, o BES calibração permaneceu altamente subjetiva, e talvez até mesmo enganosa e quase impossível de reproduzir.

A incerteza é uma característica inevitável dos modelos de simulação de edifícios (BES) devido à complexidade e interações entre diferentes sistemas da construção. A gestão de incertezas é um aspecto importante na contabilização de risco no processo decisório, podendo ser quantificada durante a calibração do modelo. Em geral, a incerteza pode ser classificada como aleatória (ou irreduzível) ou epistêmica (ou redutível), podendo ou não ser explicada pelos dados coletados.

Na calibração BES, as fontes de incerteza podem ser de parâmetro (associada a influência entradas do modelo que não são conhecidas com certeza), da forma do modelo (discrepância do modelo ou de modelo de inadequação que resulta de todas as suposições, abstrações e aproximações dos processos físicos do mundo real), ou de observação de erros.

Algumas abordagens avançadas quantificam a incerteza na(s) saída(s) do modelo. A calibração bayesiana, por exemplo, incorpora naturalmente a incerteza e combina informações anteriores com dados medidos para derivar estimativas posteriores do modelo parâmetros. Contudo, para aliviar o alto custo computacional da inferência Bayesiana, metamodelos têm sido propostos como substitutos aos modelos de energia. Processos Gaussianos (GP) e regressão linear são os mais populares trade-offs entre custo de computação e precisão. As estratégias de amostragem MCMC mais eficientes, como Métodos Hamiltonianos de Monte Carlo e Computação Bayesiana Aproximada (ABC) também foram propostos para reduzir o custo de computação.

As abordagens automatizadas podem demandar técnica analítica para auxiliar ou completar o processo de calibração de edifícios como a aplicação de análise de sensibilidade (SA), o uso de dados de alta resolução provenientes de dispositivos IoT e redes de sensores em edifícios e as auditorias de construção. Já para modelos em escala urbana aplica-se, predominantemente, a redução de parâmetros e o conhecimento especializado. Os arquétipos são utilizados neste caso para reduzir do número de entradas do modelo por meio do agrupamento de entradas semelhantes e, consequentemente, a sua complexidade, além do esforço e custo de modelagem de edifícios distintos.

As abordagens automatizadas, são normalmente projetadas para minimizar discrepâncias entre as respostas simuladas e observadas. Isso pode produzir um modelo com maior precisão de previsão, mas pode não informar ao simulador sobre os verdadeiros valores dos parâmetros. Por outro lado, as abordagens manuais ajustam os parâmetros de calibração com base em heurísticas que são baseadas na experiência de um simulador.

A literatura pontua um aumento significativo no uso de abordagens de calibração automatizadas, fato que requer investimento em equipamentos e know-how. Neste contexto, a otimização e calibração bayesiana, as mais comuns. Em geral, a análise de sensibilidade global é frequentemente aplicada dentro de abordagens automatizadas. As técnicas usadas em abordagens manuais incluem o uso de auditorias detalhadas, conhecimento especializado e/ou procedimentos baseados em evidências. Uso de dados de alta resolução são predominantes tanto em sistemas automatizados quanto manuais abordagens possivelmente devido ao aumento das capacidades de detecção e disponibilidade dos dados no ambiente construído.

Os modelos BES são geralmente calibrados em relação a um ou dois dados de saídas. As duas fontes de dados mais usadas para a calibração BES foram o consumo mensal de eletricidade e a Temperatura horária de bulbo seco interna. A eletricidade mensal geralmente vem da concessionária contas e é frequentemente usado para calibrar os parâmetros termofísicos da envoltória do edifício, taxa de infiltração, densidade de ganhos internos variados e temperaturas de setpoint internas. Medições horárias de temperatura de bulbo seco interno durante os períodos de circulação livre quando as temperaturas internas podem flutuar durante horas de sem operação são frequentemente usadas para calibrar parâmetros termofísicos da envoltória do edifício e a taxa de infiltração.

A calibração em vários estágios pela combinação de dados de modelos de informações de construção (BIM), documentos as-built, auditorias no local, sensores de ocupação, qualidade ambiental interna (IEQ), o sistema de gestão de edifícios (BMS) e o consumo de energia dos componentes HVAC medidos, pode não ser uma realidade improvável possível apenas para edifícios de última geração, pois os dados de construção tornam-se mais facilmente disponíveis e acessíveis (IoT). Contudo, observa-se que mais de 90% dos artigos pesquisados por Chong, Gu e Jia (2021) calibraram o modelo confrontando uma (62%) ou duas (29%) variáveis de saídas. Desta forma uma parcela muito pequena utilizou de três dados de saída, per se ou em contraste. A calibração em vários estágios é interessante porque geralmente é para representar com mais precisão o edifício que está sendo modelado. A calibração em vários estágios é interessante porque muitas vezes é proposta para representar com mais precisão o edifício que está sendo modelado.

Como a calibração é um problema subdeterminado, é possível que um modelo calibrado espacialmente ou temporalmente mais grosseiro atenda aos limites de erro mais rigorosos sem representar com precisão o edifício em níveis espaciais ou temporais mais finos. Assim, se mostra crucial alcançar a simultaneamente a precisão em vários níveis da simulação para fornecer insights nos respectivos níveis. A precisão no âmbito da edificação é necessária para fornecer informações sobre o desempenho energético geral. Por outro lado, o nível de precisão das medidas de conservação de energia (ECMs) seria necessário para estimar a economia de energia potencial de diferentes ECMs. Li et al. (2015) mostrou pelo teste de hipótese estatística que um modelo de energia calibrado para um ECM não pode ser usado para estimar com precisão a energia de consumo de outro ECM.

Calibrar o modelo com dados da construção sob condições de livre circulação é frequentemente empregado porque o número de parâmetros incertos é substancialmente reduzido quando há pouca ou nenhuma carga interna (em particular ocupação) e o sistema HVAC não está funcionando uma vez que a ocupação é um dado de entrada altamente incerto com influência significativa na previsão precisa de um modelo de energia calibrado. Constantemente, parâmetros como propriedades térmicas do material do envelope e as taxas de infiltração são mais fáceis de identificar durante períodos em que o edifício está sob condições de livre circulação.

Verifica-se uma tendência de diminuição temporal da resolução de dados à medida que passamos do componente/sistema para a construção para simulações de energia de edifícios em escala urbana. Os modelos de construção de componentes e subsistemas são frequentemente calibrados usando dados sub-horários ou horários, independentemente do tipo de saídas usadas para a calibração, sendo, o uso de energia proveniente de aquecimento, ventilação e ar condicionado (HVAC) o mais comum. Para a calibração de modelos de edifício, os dados horários do consumo de eletricidade de equipamentos e da temperatura de bulbo seco ou os dados mensais do consumo de eletricidade / gás mensal são normalmente usados para a calibração. Consequentemente, a temperatura do ar externo é frequentemente monitorada para fornecer as condições de contorno da simulação. Para os modelos de energia de construção em escala urbana utiliza-se a eletricidade mensal ou anual de gás/vapor, carga/energia total e/ou carga/energia de resfriamento para a calibração uma vez que dados de resolução mais alta podem ser computacionalmente intratáveis na escala urbana.

Os dados meteorológicos reais para a calibração, são importantes uma vez que o arquivo meteorológico forma as condições de contorno da simulação de energia. No caso da indisponibilidade do uso de dados meteorológicos locais medidos (temperatura de bulbo seco, radiação solar, umidade relativa, velocidade e direção do vento) como entradas observadas para o modelo, um arquivo climático anual da estação mais próxima poderá ser usado.

O uso da análise de sensibilidade (SA), é menos provável quando a calibração envolve o uso de rotinas (ocupação, equipamentos, iluminação e operação de HVAC). A calibração automática tende a calibrar parâmetros como como propriedades do material, taxa de infiltração e densidades de carga interna em relação as rotinas. Por outro lado, nas abordagens manuais são igualmente prováveis que a calibração faça uso das propriedades dos materiais e rotinas.

Métodos de calibração que envolvem quantificação de incerteza muitas vezes fornecem previsões probabilísticas para apoiar o risco consciente da tomada de decisão. No entanto, quase todas os métodos de avaliação na literatura avaliam previsões probabilísticas de forma determinista. Especificamente, a tendência central de medida como a média ou a mediana são usadas para calcular a métricas precisas, no entanto, foi demonstrado que o valor único, como a média para representar toda a distribuição pode resultar em um viés otimista da precisão de previsão do modelo. Métodos alternativos de avaliação também foram propostos para avaliar com mais precisão as previsões probabilísticas. Por exemplo, avaliar o desempenho comparando o CV (RMSE) e a mediana do NMBE ou valores médios com seus intervalos de confiança de 95%. O teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) também tem sido usado para avaliar o desempenho da calibração comparando o previsto e medido relativo a distribuição da intensidade do uso de energia (EUI).

Quanto a meta-análise, a eletricidade predial mensal e temperatura horária de bulbo seco interno são os dados mais usados para calibrar BES modelos, especialmente na escala de construção. Uma possível explicação é que os dados de eletricidade e gás/vapor são frequentemente obtidos da concessionária provedores que normalmente fornecem dados mensais. Em comparação, medições das outras saídas, como energia HVAC, equipamentos energia elétrica e a temperatura interna de bulbo seco envolveriam instalação de submedidores e/ou acesso à automação predial sistema em que os dados geralmente estão disponíveis em resolução sub-hora.

Outra descoberta é que as propriedades termofísicas do material, taxa de infiltração e densidades de carga interna são frequentemente selecionadas para calibração, especialmente em estruturas de calibração automatizadas. Estes são os principais parâmetros do modelo usados para descrever uma construção e muitas vezes representam uma fonte significativa de incerteza ao estimar o desempenho energético do edifício. As propriedades do material, por exemplo, podem ser incertas devido a várias razões, tais como construção/obra e pontes térmicas.

O ajuste de rotinas na calibração do modelo apesar de importante não é considerado normalmente na calibração automatizada. Essa inconsistência pode ser devido ao aumento acentuado no custo computacional se todos os parâmetros da rotina fossem considerados na calibração. Outra explicação

possível para não considerar as rotinas é que isso pode resultar em problemas de identificação se um conjunto de dados abrangente não estiver disponível para evitar sobreparametrização.

Consequentemente, o ajuste de rotinas normalmente envolve simplificação, como a seleção de uma lista de rotinas distintas pré-definidas que melhor se ajustam aos dados medidos. À medida que os dados no ambiente construído se tornam mais disponíveis e acessíveis, o desenvolvimento de algoritmos de calibração escaláveis que podem considerar várias fontes de dados pode ser importante em pesquisas futuras.

Uma comparação relativa entre diferentes opções de projeto requerem apenas precisão relativa, o que é típico mais fácil de alcançar do que a precisão preditiva absoluta. Contudo, um modelo com baixa precisão preditiva absoluta ainda pode ser razoável para o uso pretendido. Da mesma forma, também é possível que um modelo BES exiba um bom ajuste dos dados de observação, mas não represente com precisão os sistemas/subsistemas de construção devido a muitos parâmetros de modelagem e incertezas. Neste contexto, sugere-se uma Lista de verificação como referência para melhorar a reprodutibilidade de publicações que envolve a calibração de modelos de simulação de energia de edifícios.

Simulações de edifícios (BES) e as abordagens de calibração existentes são difíceis de reproduzir a partir das publicações por causa da complexidade dos modelos BES, e a ausência de clareza em relação ao relatório dos parâmetros de calibração, entradas e saídas observadas e suposições feitas durante o pré e pós-processamento dos dados. Os modelos BES juntamente com o seu código e dados associados devem ser disponibilizados de forma aberta para melhorar a qualidade da pesquisa científica, reduzir esforços duplicados e facilitar colaborações. Além disso, a reprodutibilidade se tornará cada vez mais difícil com fontes de dados crescentes e metodologias de calibração mais complexas enquanto tentamos preencher a lacuna entre simulação e realidade. Sem acesso ao código e aos dados, seria quase impossível implementar os fundamentos da pesquisa científica que incluem transparência, rigor e verificação independente. Embora a reprodutibilidade total exija total abertura e familiaridade com kits de ferramentas de código aberto, ainda é valioso abrir partes do código e/ou dados. Sugere-se uma lista de verificação para garantir relatórios claros do contexto e processos envolvidos na calibração (Tabela 7) e, em seguida, todo o código deve ser publicado. A literatura indica falta de reprodutibilidade devido à ausência de clareza em relatar a modelagem e suposições de dados, calibração de parâmetros além dos dados de entradas e saídas observados.

Modelos simples são mais transparentes e requerem menos dados para estimativa e calibração de parâmetros, mas pode aumentar a tendência do modelo ou inadequação. Em contraste, modelos complexos são projetados para representar melhor os sistemas físicos reais, mas tendem a ter mais dados e serem computacionalmente intensos. O desafio então está em poder abstrair uma simplificação razoável da realidade para atender aos objetivos tendo em conta os dados disponíveis.

É imperativo que o propósito da simulação e os critérios de desempenho correspondentes sejam especificados antes de qualquer calibração seja realizada. No entanto, os estudos de calibração atuais dependem exclusivamente em medidas de precisão como Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error (CV RMSE) e Normalized Mean Bias Error (NMBE) para determinar se um modelo está "calibrado". Atualmente não há orientação sobre como a credibilidade dos modelos BES para diversas aplicações podem ser qualificadas. A associação entre a complexidade do modelo, objetivos de simulação e a informatividade dos dados também é pouco entendida. Portanto, mais pesquisas sobre este tema são recomendadas.

Chong e Menberg (2018) demonstraram que um baixo CV RMSE e NMBE não é indicativo de boas estimativas dos valores verdadeiros dos parâmetros de calibração. Do ponto de vista da modelagem, a credibilidade não exigiria que o modelo fosse preciso ou tivesse alta fidelidade. O cerne da questão é, portanto, determinar: 1) se um modelo é aceitável para a finalidade pretendida; e 2) quão confiante devemos ser sobre a inferência do modelo sobre o sistema atual do edifício. Da mesma forma, a

escolha do modelo e a abordagem de calibração não pode ser dissociado da finalidade pretendida da simulação.

Fundamentação: ao longo de todo o texto (da introdução a conclusão).

Questão 4

- i. Definição dos fatores a serem considerados como relevantes para o modelo: a definição dos fatores considerados como relevantes foi realizada por meio de pesquisa de literatura, onde foram selecionados seis fatores:

Modelo de elevação digital (DEM), slope (SL), Distância do Rio (DR), Precipitação máxima de 3 dias (M3DP), índice topográfico na seca (TWI), Numero do Soil Conservation Service (SCS-CN).

- ii. Definição da contribuição de cada fator: em primeiro lugar, a abordagem AHP de Monte Carlo foi utilizada para gerar um conjunto de X (2500) amostras de pesos que foram submetidas à verificação de consistência, gerando N (274) amostras consistentes.

O conjunto de amostras consistentes foi submetido ao cálculo da média ponderada ordenada (OWA), para cálculo dos pesos, tendo como parâmetros geradores: (i) OWA, tanto global (para toda a área de estudo) quanto local (para frações da área de estudo, divididas em pixels de 2000, 3000 e 4000 m); e (ii) parâmetro α , que considera o efeito da visão de risco assumida pelo analista sobre a suscetibilidade ao evento, sendo cinco diferentes atitudes de risco consideradas ($\alpha = 0,1$ - pessimista, $0,3$ - moderadamente pessimista, $0,5$ - neutro, $0,7$ - moderadamente otimista e $0,9$ - otimista).